IBM Developer
SKILLS NETWORK

Winning Space Race with Data Science

Wakamori Chiaki
3/16/2022

概要

- Executive Summary
- Introduction
- Methodology
- Results
- Conclusion

Executive Summary

- 方法論のまとめ

  データの収集

  データラングリング

  SQL、Pandas、Matplotlibを用いた探索的データ分析
- インタラクティブなビジュアル分析およびダッシュボード

  予測分析の概要

  結果の概要

  探索的データ分析結果

  インタラクティブな分析デモ

  予測分析結果

Introduction

- プロジェクトの背景と経緯

SpaceX社が多数の打ち上げを可能にする理由の1つは、ロケットの打ち上げ費用が比較的安価である

SpaceXのウェブサイトでは、Falcon 9ロケットの打ち上げ費用は6200万ドルとなっているが、他のプロバイダーではそれぞれ1億6500万ドル以上かかっている。これはSpaceX社が第1段を再利用できるため、打ち上げ費用が低くなっている。従って、第1段が着陸するかどうかを判断できれば、打ち上げのコストを判断することができる。

- 解決したい問題

SpaceX社がロケットの第1段の着陸に成功するかどうかを、データを使って予測する

Section 1

Methodology

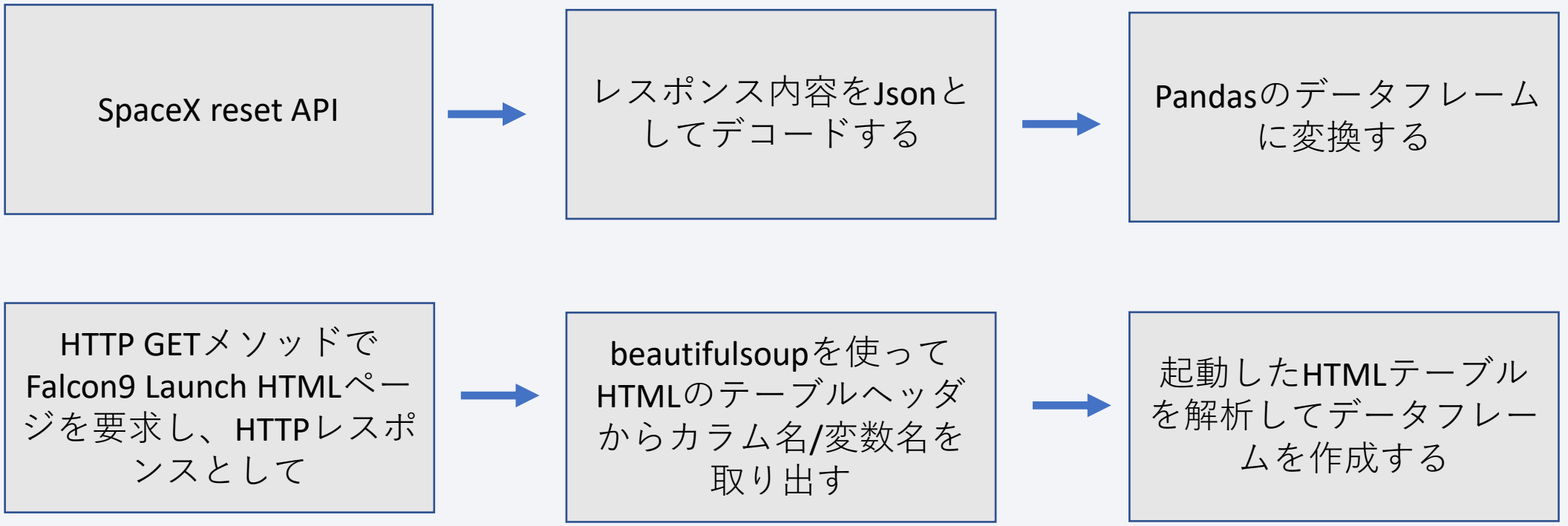
Methodology

Executive Summary

- データ収集の方法：
  - SpaceX REST API
  - Wikipediaからのウェブスクレイピング
- データラングリングの実行
  - 探索的データ解析（EDA）により、データからいくつかのパターンを見つけ、教師ありモデルをトレーニングするためのラベルを決定する。
- 可視化とSQLを使用した探索的データ分析（EDA）の実行
- FoliumとPlotly Dashを使用したインタラクティブなビジュアル分析の実行
- 分類モデルを使った予測分析の実行
  - SVM，分類木，ロジスティック回帰に最適なハイパーパラメータを探す

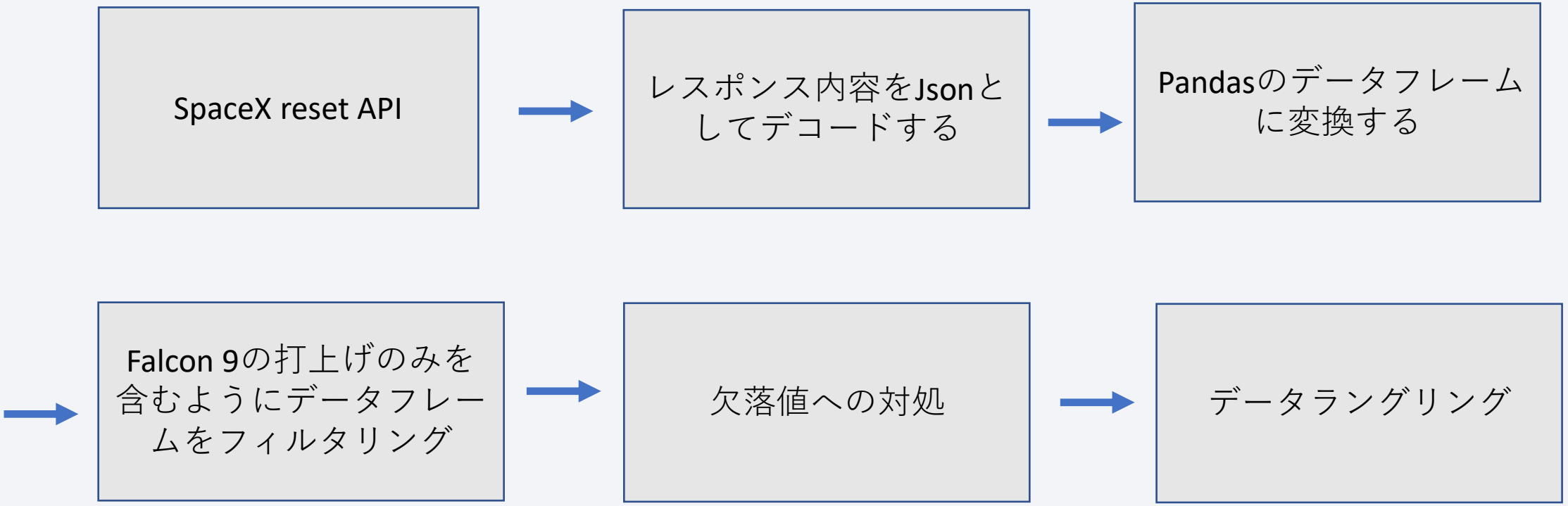
Data Collection

- データセットの収集方法 SpaceX Reset APIとWikipediaのWeb Scrapingからデータを収集する。



Data Collection – SpaceX API

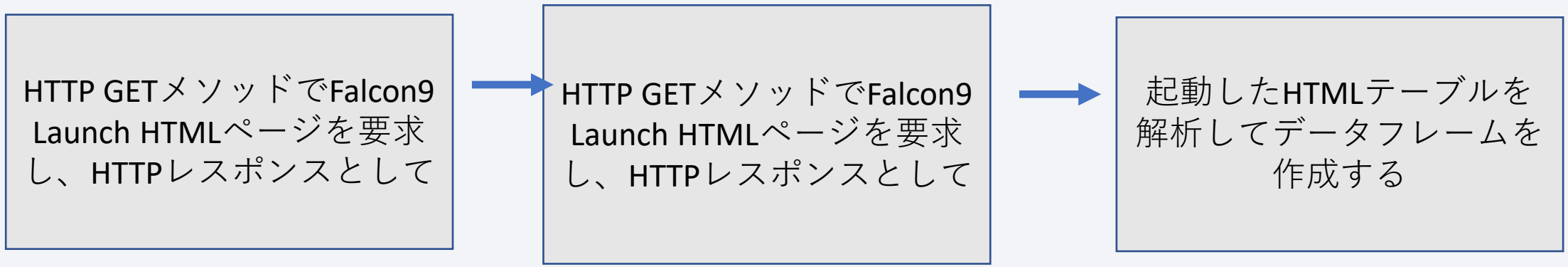
データセットの収集方法 SpaceX Reset APIとWikipediaのWeb Scrapingからデータを収集する。



https://github.com/waka1234/IBM_WatsonStudio/blob/master/Data%20Collection%20API.ipynb

Data Collection - Scraping

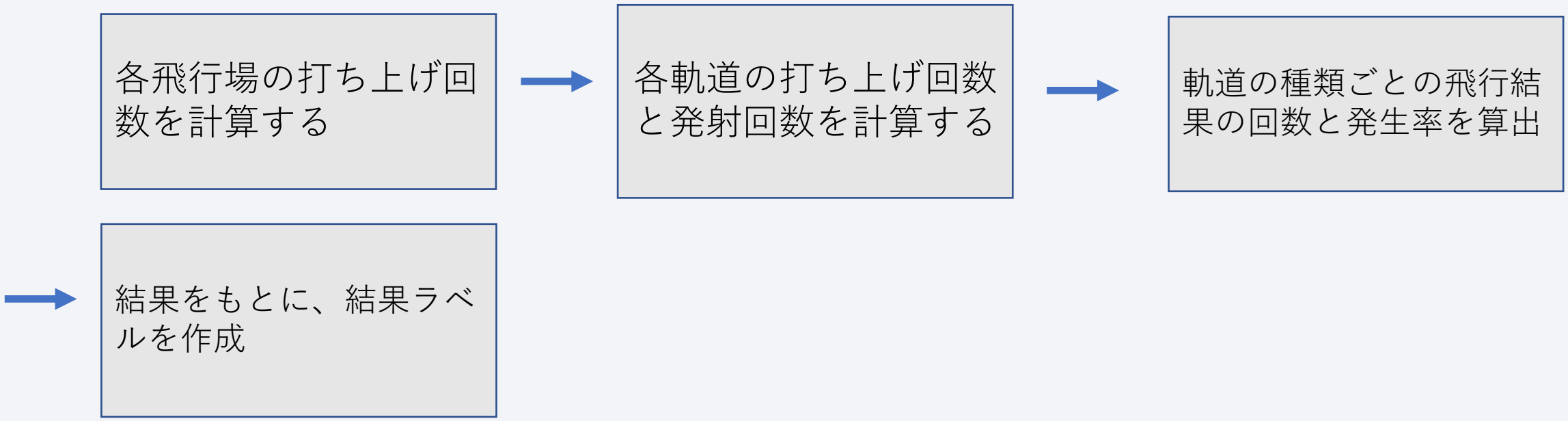
WikipediaからFalcon 9とFalcon Heavyの発射記録をWebスクレイピング



https://github.com/waka1234/IBM_WatsonStudio/blob/master/jupyter-labs-webscraping.ipynb

Data Wrangling

探索的データ解析（EDA）を行い、データのパターンを見つけ、教師ありモデルを訓練するためのラベルを決定する。



https://github.com/waka1234/IBM_WatsonStudio/blob/master/IBM-DS0321EN-SkillsNetwork_labs_module_1_L3_labs-jupyter-spacex-data_wrangling_jupyterlite.jupyterlite.ipynb

EDA with Data Visualization

関数 catplot を使って以下の関係を図で表した

フライトナンバーとローンチサイトの関係

打ち上げ場所とペイロード質量との関係

成功率と軌道の種類との関係成功率と軌道の種類との関係

フライトナンバーと軌道タイプのプロット関係

ペイロードと軌道の種類との関係

EDA with SQL

- 宇宙ミッションに登場する固有の発射場の名前を表示する

  ＞%sql SELECT Distinct LAUNCH_SITE FROM SPACEXTBL

- 発射場が文字列'CCA'で始まるレコードを5件表示する

  > %sql SELECT * FROM SPACEXTBL WHERE LAUNCH_SITE LIKE 'CCA%' LIMIT 5

- NASA(CRS)が打ち上げたブースターの総搭載質量が表示させる

  > %sql SELECT SUM(PAYLOAD_MASS__KG_) FROM SPACEXTBL WHERE CUSTOMER='NASA (CRS)'

- ブースターバージョンF9 v1.1が搭載する平均ペイロード質量を表示

  > %sql SELECT AVG(PAYLOAD_MASS__KG_) FROM SPACEXTBL WHERE BOOSTER_VERSION='F9 v1.1'

- 地上パッドへの着陸に初めて成功した日を表示

  > %sql SELECT min(DATE) FROM SPACEXTBL WHERE LANDING__OUTCOME='Success (ground pad)'

- ドローンシップに成功したブースターのうち、ペイロード質量が4000以上6000未満であるブースターの名称を列挙する

  > %sql SELECT BOOSTER_VERSION FROM SPACEXTBL WHERE PAYLOAD_MASS__KG_ between 4000 and 6000 AND LANDING__OUTCOME='Success (drone ship)'

- 成功したミッションと失敗したミッションの合計数をリストアップ

```
> %sql SELECT COUNT(*) FROM SPACEXTBL WHERE MISSION_OUTCOME LIKE '%Success%' OR MISSION_OUTCOME LIKE '%Failure%'
```

- 最大積載量を運んだブースター・バージョン名をリストアップ

```
>%sql SELECT BOOSTER_VERSION FROM SPACEXTBL WHERE PAYLOAD_MASS__KG_ = (SELECT MAX(PAYLOAD_MASS__KG_) FROM SPACEXTBL)
```

- サブクエリを使用する2015年の月の月名、ドローン船、ブースターバージョン、発射場の着陸失敗結果を表示

```
> %sql SELECT TO_CHAR(TO_DATE(MONTH("DATE"), 'MM'), 'MONTH') AS MONTH_NAME,
 ¥ LANDING__OUTCOME AS LANDING__OUTCOME, ¥ BOOSTER_VERSION AS BOOSTER_VERSION,
 ¥ LAUNCH_SITE AS LAUNCH_SITE ¥

 FROM SPACEXTBL WHERE LANDING__OUTCOME = 'Failure (drone ship)' AND "DATE" LIKE '%2015%'
```

- 日付2010年04月06日から2017年03月20日の間に成功した着陸_成果のカウントを降順でランク付け

```
>%sql SELECT "DATE", COUNT(LANDING__OUTCOME) as COUNT FROM SPACEXTBL ¥
 WHERE "DATE" BETWEEN '2010-06-04' and '2017-03-20' AND LANDING__OUTCOME LIKE '%Success%' ¥
 GROUP BY "DATE" ¥ ORDER BY COUNT(LANDING__OUTCOME) DESC
```

https://github.com/waka1234/IBM_WatsonStudio/blob/master/jupyter-labs-eda-sql-coursera_sqllite.ipynb

Build an Interactive Map with Folium

- 地図上にすべての打ち上げ場所をマークする

  foliumを使用して、特定の座標にテキストラベル付きのハイライトされた円形領域を追加

  サイトマップの各ロケーションにfolium.Circleとfolium.Markerを作成し、追加

- 地図上の各サイトの打ち上げの成功/失敗をマークするlaunch_sitesデータフレームに

  marker_colorという新しいカラムを作成し、クラス値に基づいたマーカーの色を保存

  spacex_dfデータフレームの各打ち上げ結果に対して、marker_clusterにfolium.Markerを追加

- 発射場からその近傍までの距離を算出

  MousePositionを追加して、地図上でマウスオーバーしたときの座標（Lat, Long）を取得する

  MousePositionを使って最も近い海岸線の点をマークダウンし、その海岸線の点と発射地点との間の距離を計算

Build a Dashboard with Plotly Dash

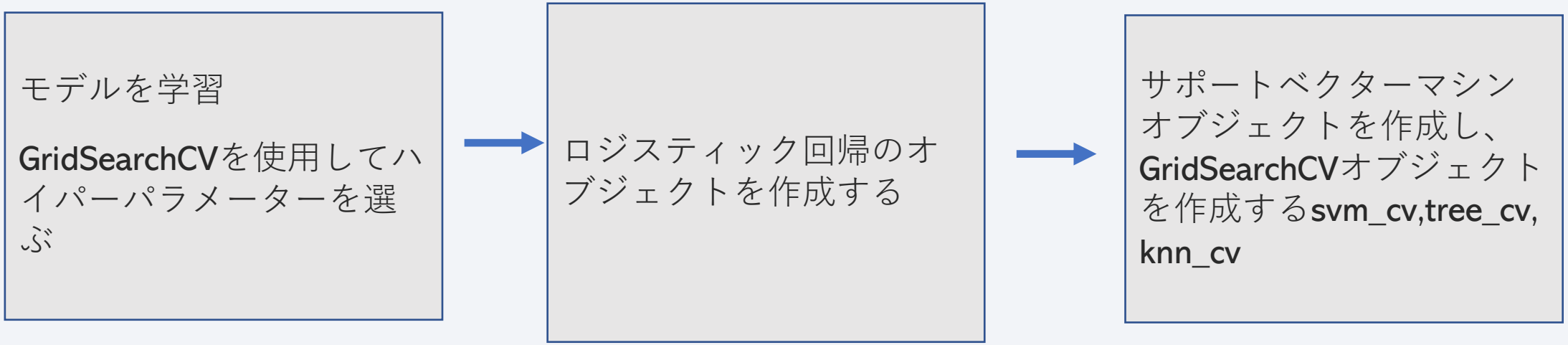
SpaceX社の打上げデータをリアルタイムでインタラクティブにビジュアル分析するためのPlotly Dashアプリケーションの構築

- 打上げ場所のドロップダウン入力コンポーネントを追加
- 選択されたサイトドロップダウンに基づき、サクセスピチャートを表示するコールバック関数を追加
- ペイロードを選択するためのレンジスライダーを追加
- success-payload-chartの散布図を描画するコールバック関数を追加

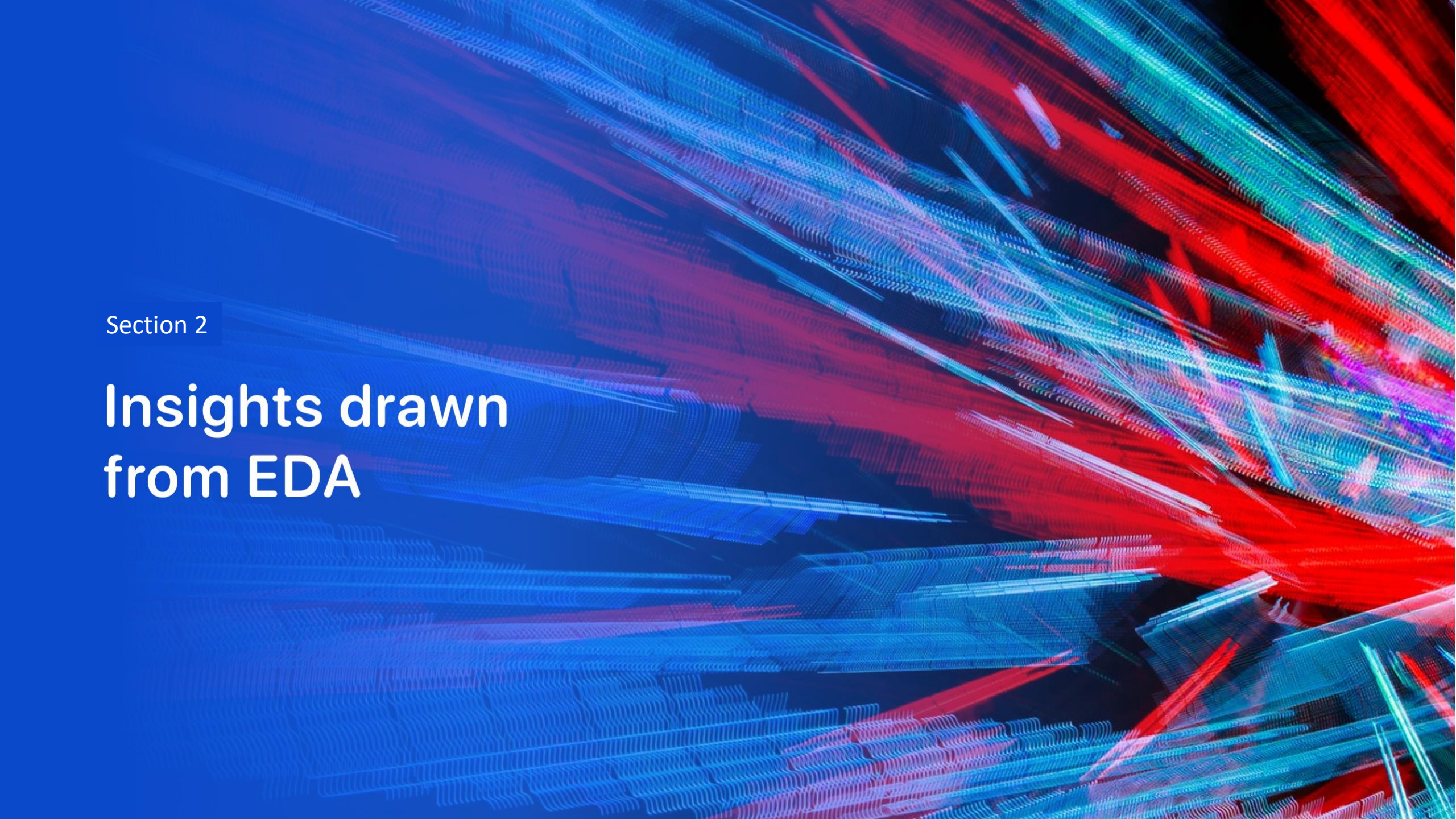
https://github.com/waka1234/IBM_WatsonStudio/blob/master/space_dash_app.py

Predictive Analysis (Classification)

機械学習パイプラインを作成
データがあれば打ち上げ予測

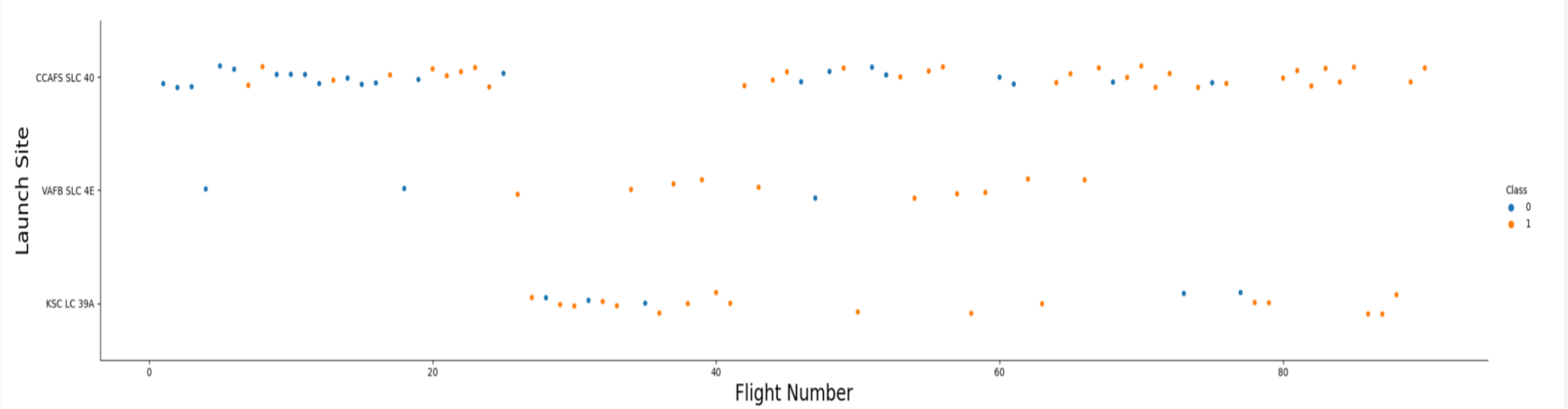


https://github.com/waka1234/IBM_WatsonStudio/blob/master/IBM-DS0321EN-SkillsNetwork_labs_module_4_SpaceX_Machine_Learning_Prediction_Part_5.jupyterlite.ipynb


Section 2
Insights drawn from EDA

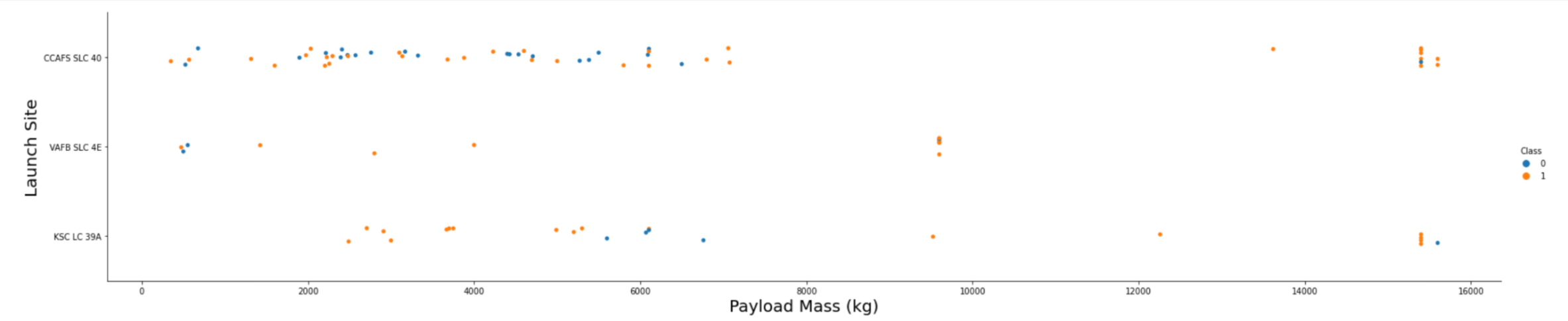
Flight Number vs. Launch Site

- VAFB SLC 4EとKSC LC 39Aの成功率が高い
- CCAFS SLC 40は、フライト数が上がると成功率も上昇する



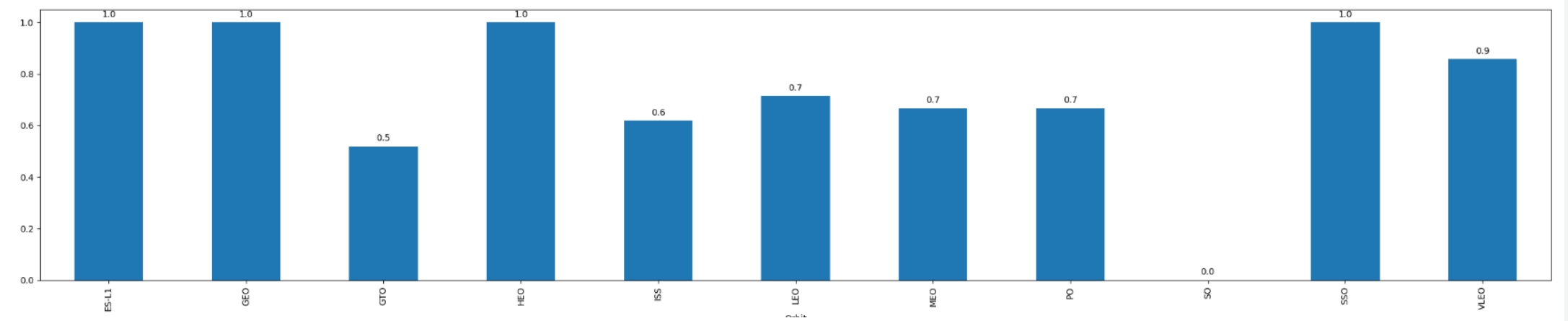
Payload vs. Launch Site

- ペイロード質量が8000kgを超えると成功率が高くなります。
- KSC LC 39Aは、ペイロード質量が6500～7500kgのときに失敗率が高くなる。
- VAFB SLC 4Eは成功率が高い
- CCAFS SLC 40は、ペイロード質量が8000kg未満では成功/失敗率はあまり変わらないが、12000kg以上では成功率が高くなる



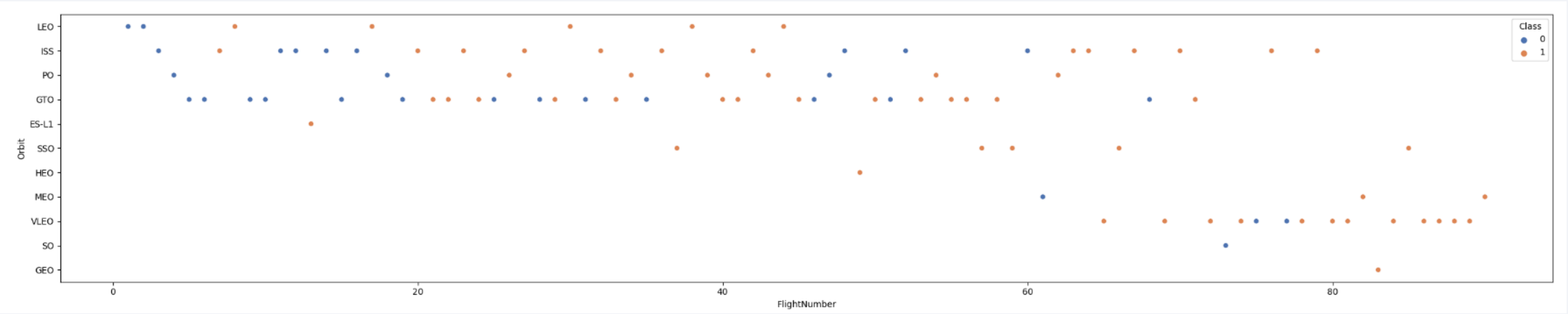
Success Rate vs. Orbit Type

- ES-L1、GEO、HEO、SSOは100%の成功率
- GTO、ISS、SO以外は成功率が高い
- SOは成功率0％です



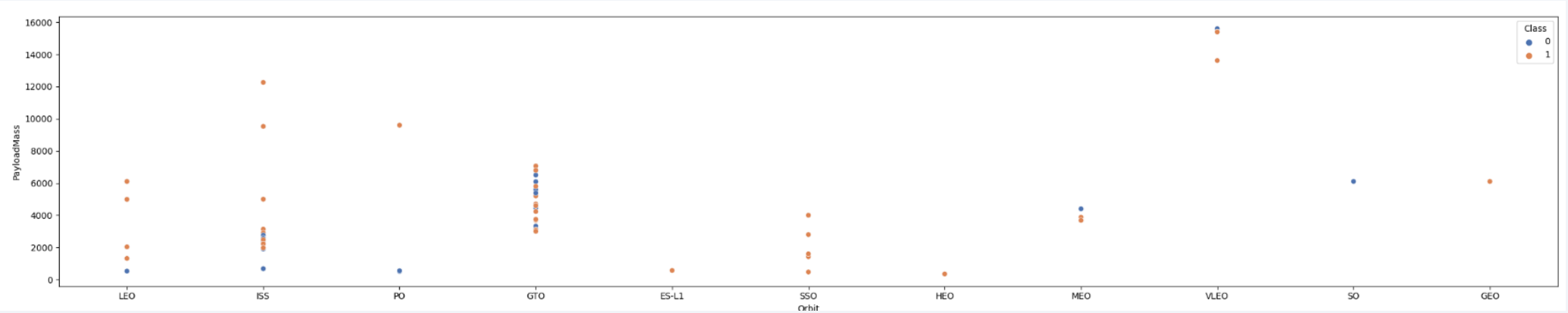
Flight Number vs. Orbit Type

- 成功率100%はFlight NumberのOrbitデータが1つしかない
- Flight Numberが大きくなるにつれて、成功率が高くなる傾向がある



Payload vs. Orbit Type

- LEO、ISSの場合、ペイロード質量が大きいほど成功率は高くなる
- GTOの場合、ペイロードの質量が大きいほど成功率は低くなる




Section 3
Launch Sites
Proximities Analysis

<Folium Map Screenshot 1>

下図はSpaceX社の打ち上げデータから作成した地図で、打ち上げ場所をマークしている

<Folium Map Screenshot 2>

以下の画像は、発射地点の位置を示している

赤いマークは飛行機打ち上げ成功、緑のマークは飛行機打ち上げ失敗を示す

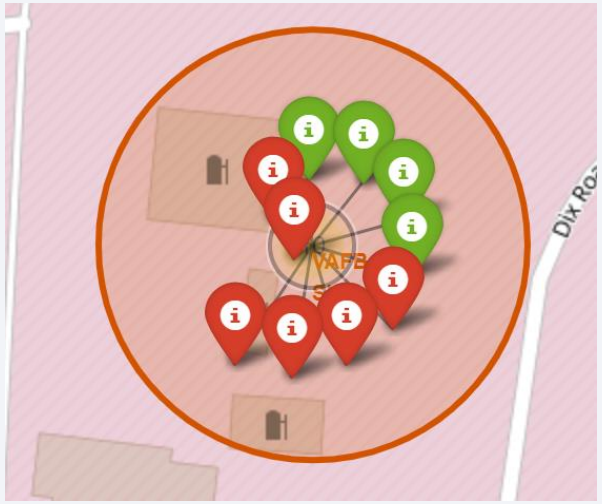


Fig.1 Launch site in VAFB SLC-4E

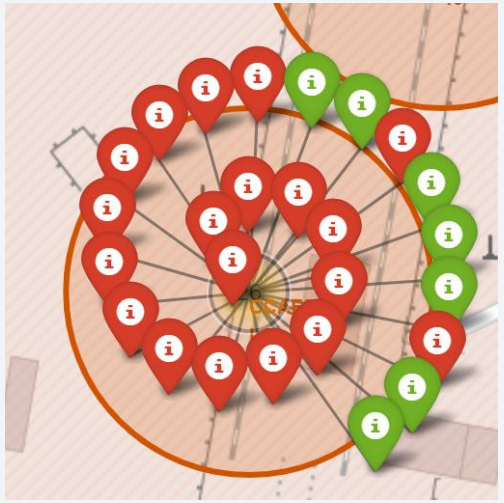


Fig.2 Launch site in CCAFS LC-40

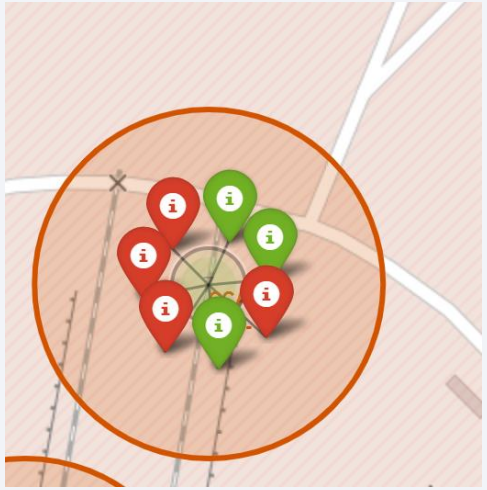


Fig.3 Launch site in CCAFS SLC-40

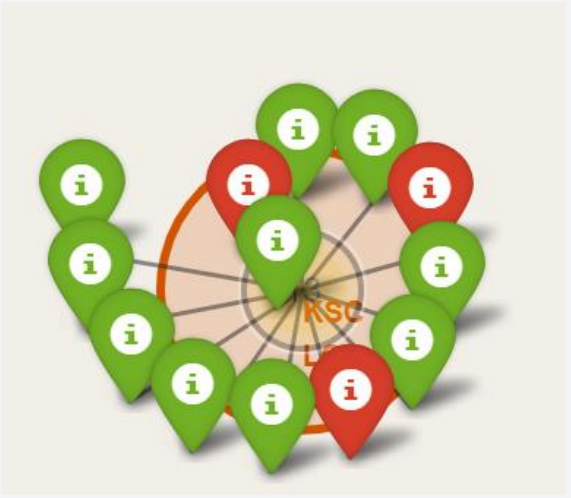
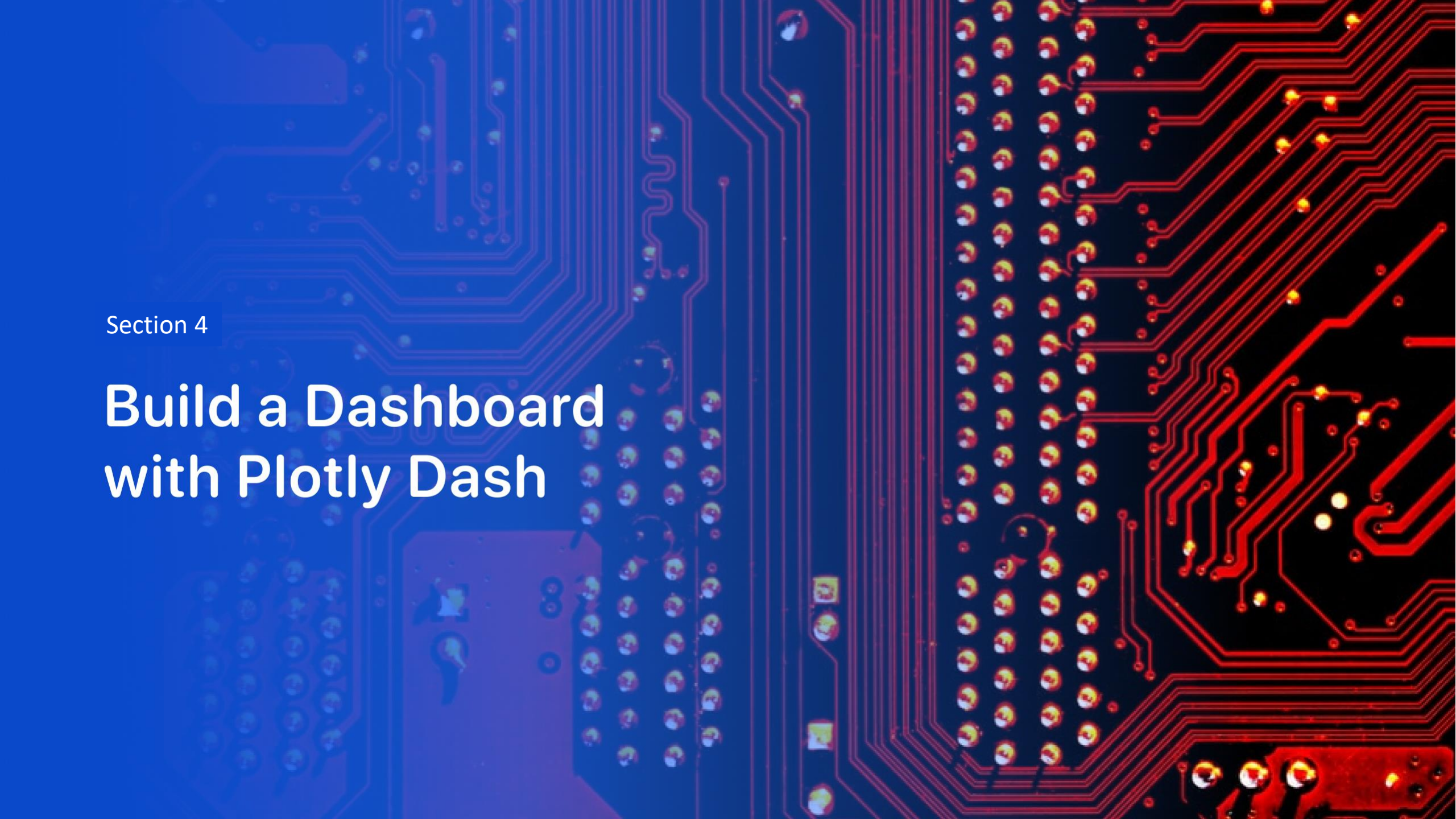


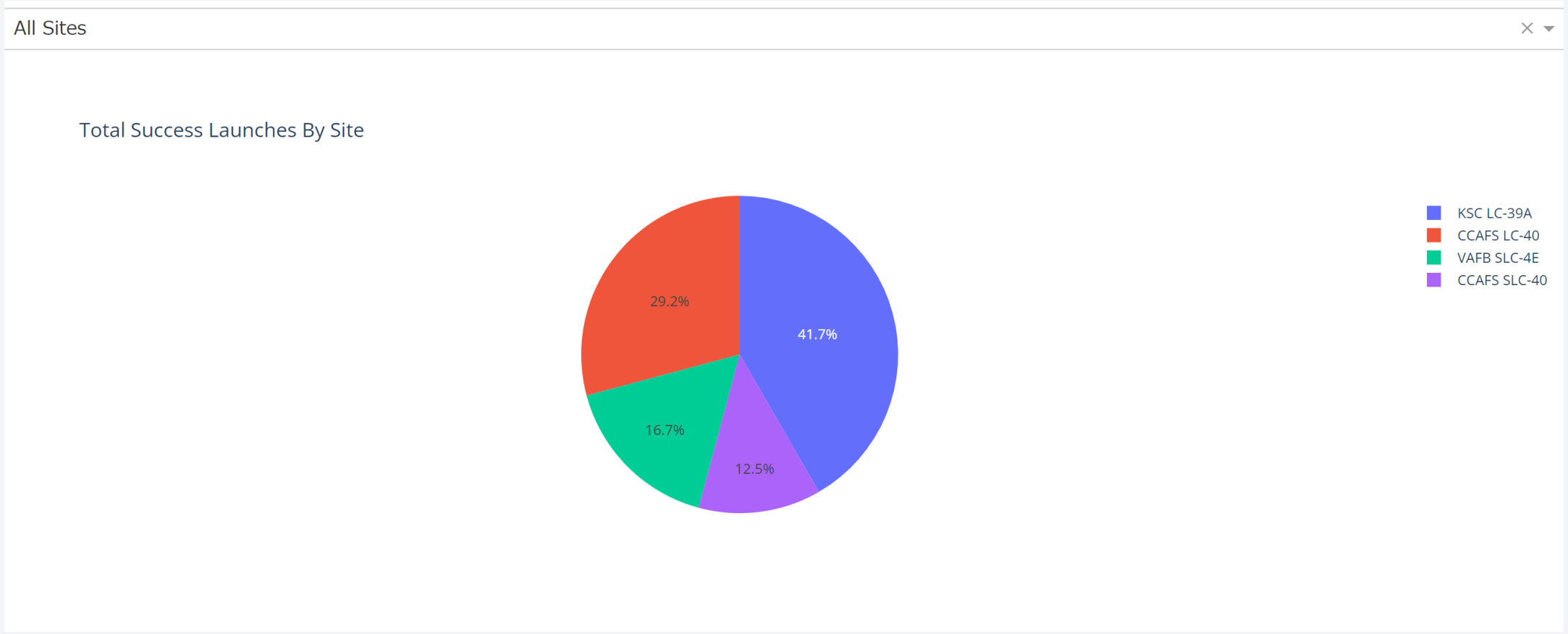
Fig.4 Launch site in KSC LC-9A

<Folium Map Screenshot 3>

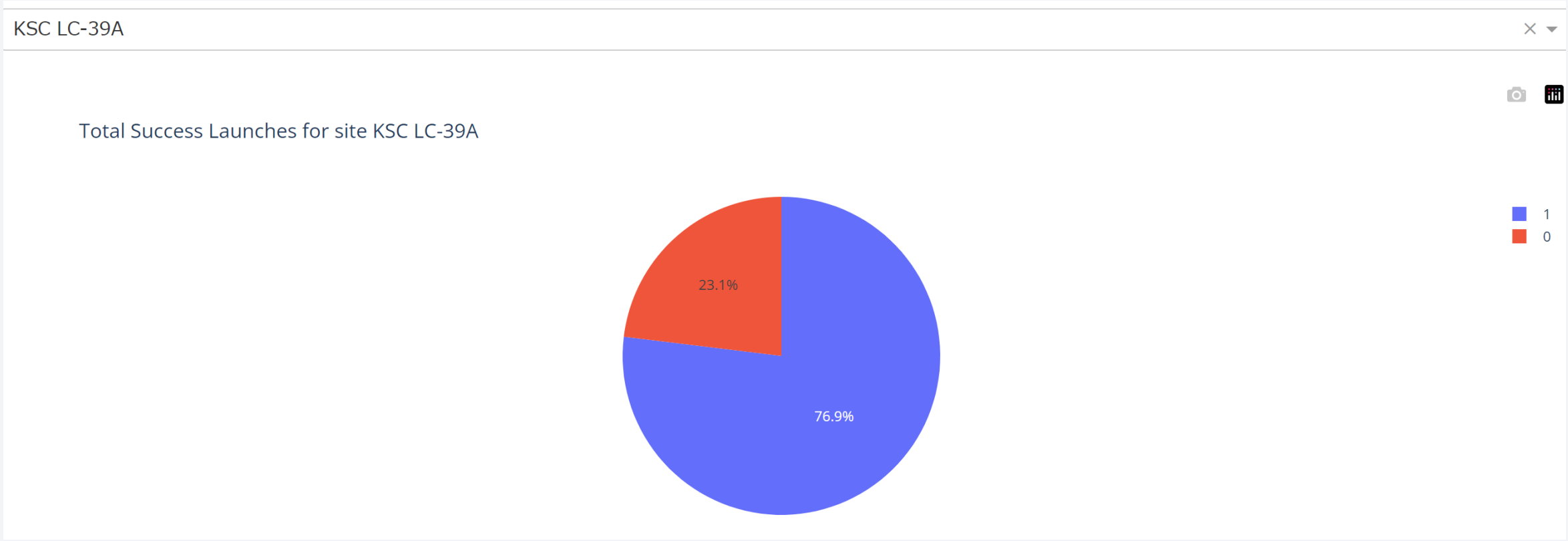
下図は、最も近い海岸線をマークし、その海岸線ポイントから発射場までの距離を計算した結果を示したもの


Section 4
Build a Dashboard with Plotly Dash

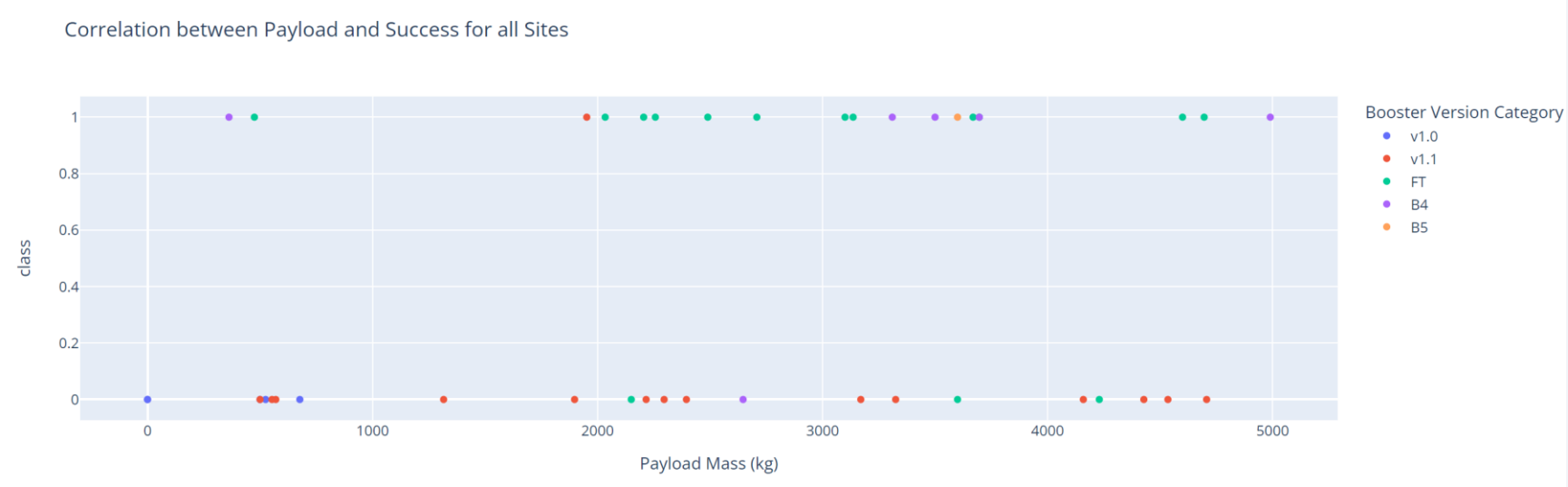
<Dashboard Screenshot 1>

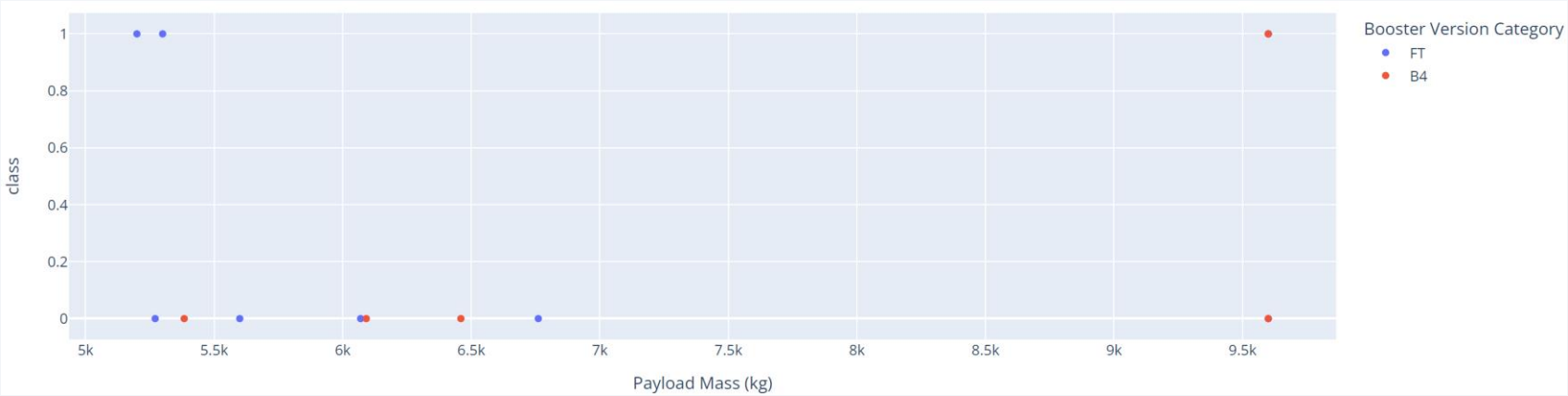


<Dashboard Screenshot 2>



<Dashboard Screenshot 3>





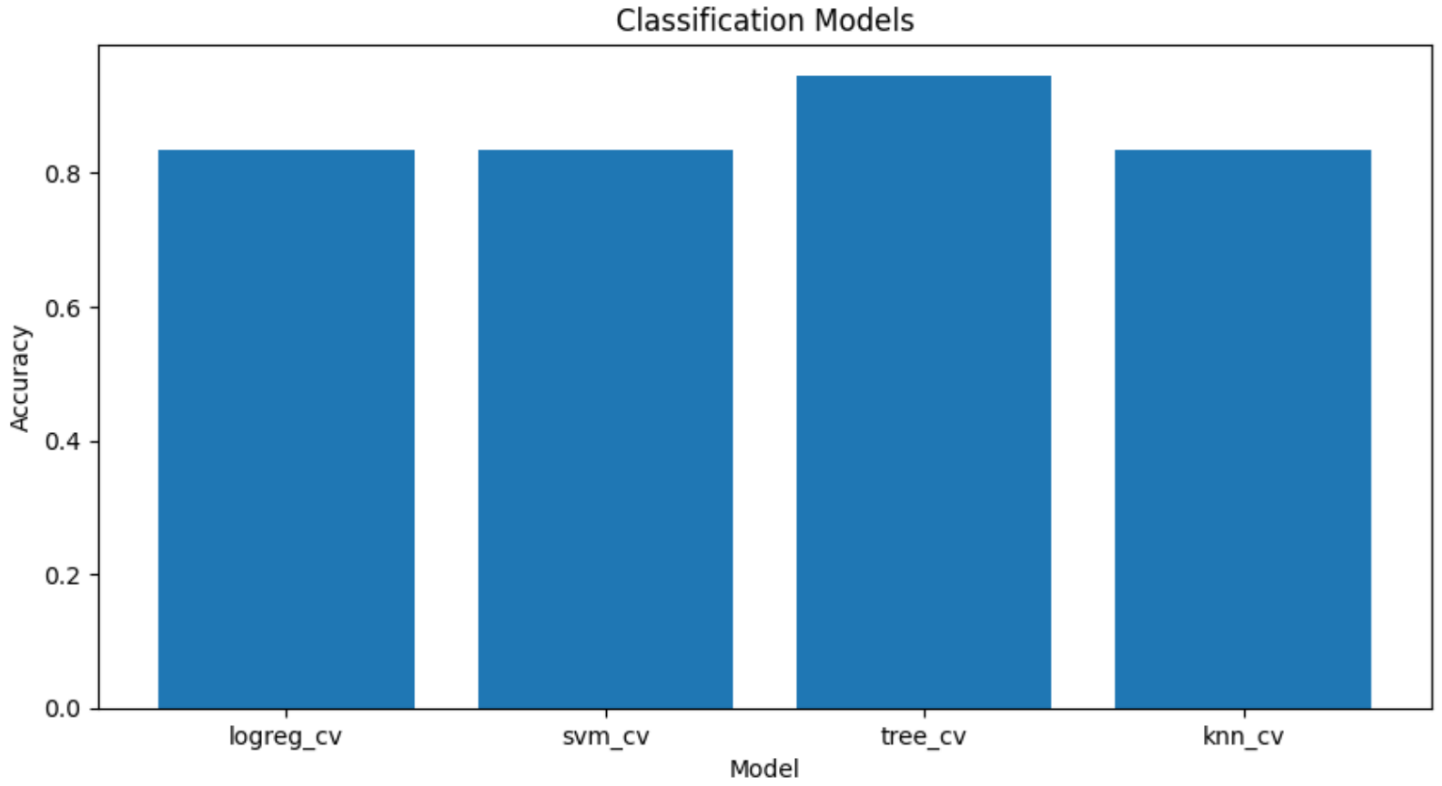
Section 5

Predictive Analysis (Classification)

Classification Accuracy

```
print("tuned hpyerparameters :(best parameters) ",tree_cv.best_params_)
print("accuracy :",tree_cv.best_score_)
```

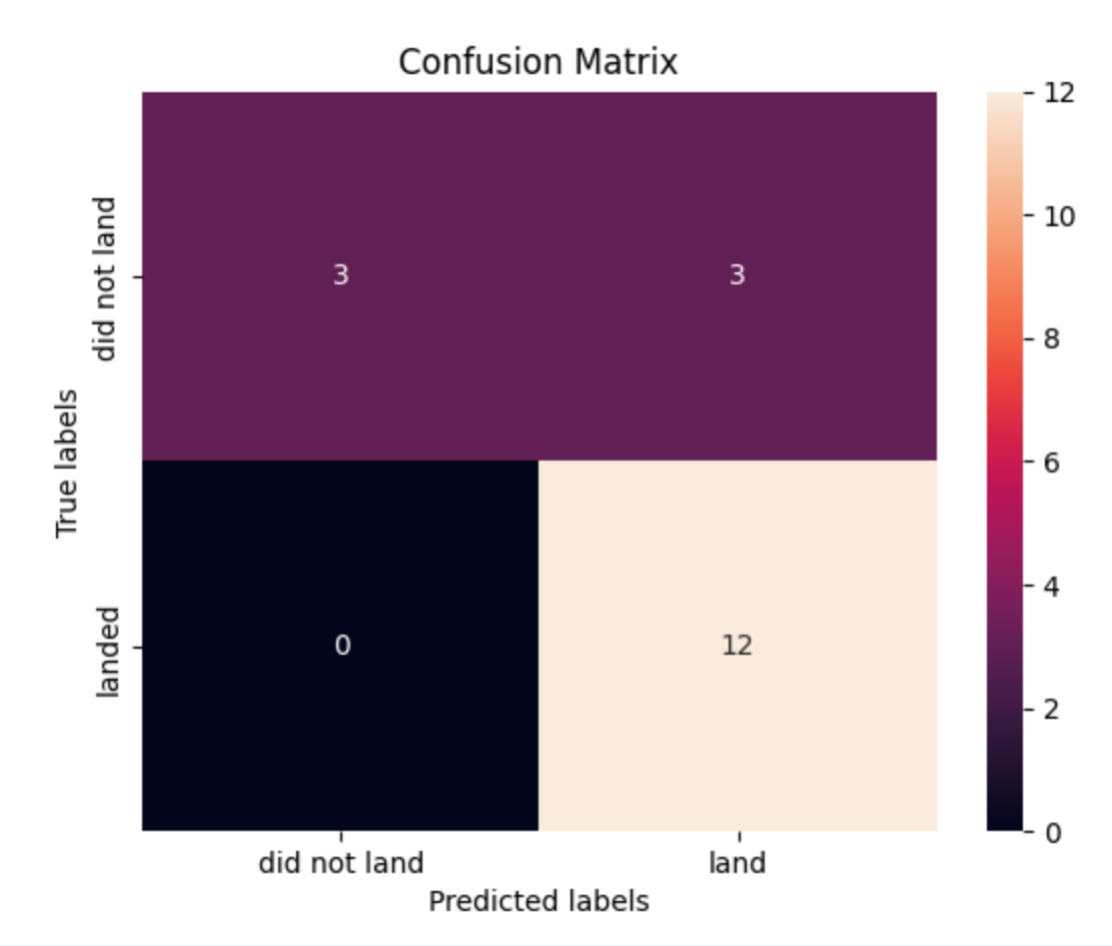
```
tuned hpyerparameters :(best parameters)  {'criterion': 'gini', 'max_depth': 18,
'min_samples_split': 10, 'splitter': 'best'}
accuracy : 0.875
```



- 最も精度が高いのはtree_cvで、0.875の精度です。
- logreg_cv、svm_cv、knn_cvの精度は0.8程度です。

Confusion Matrix

Confunsion Matrixの結果は、すべてのケースで次のようになりました。



- 偽陽性の値は0
- 真陽性と偽陰性の値は3
- 真性陰性の値は12

Conclusions

- 便数が増えるほど成功率が上がる傾向がある
- 2019年以降は成功率が80％以上となる
- ペイロード質量が8000kg以上の時に打ち上げるのが良い
- ペイロードが6000kg未満の場合、最も成功率の高い軌道はSSOである
- 打ち上げ場所がKSC LC-9Aの場合、成功率が高くなる
- ペイロード質量が5000kg未満の場合、ブースターバージョンの分類はFTとする
- 分類精度が最も高いのはtree_cv
- 混合行列では偽陰性は0なので信頼度は高い

Thank you!